

V SEMINÁRIO NACIONAL DE  
CONTROLE E AUTOMAÇÃO  
INDUSTRIAL, ENERGIA E TELECOMUNICAÇÕES

Promoção:



## Uma estratégia de controle autônomo para sistemas industriais

Luciana Pacheco, Herman Lepikson, Eduard Costa

UFBA – Universidade Federal da Bahia  
CTAI – Centro de Automação Industrial

GRUPO:  A  B  C  D  E

TEMA: Tema da lista de “Temas Preferenciais” que melhor representa o conteúdo do trabalho

PALAVRAS CHAVE: controle autônomo, controle distribuído, confiabilidade, tempo-real, sistemas industriais, campos de petróleo, sistema supervisorio.

**RESUMO** - Sistemas de controle autônomo e distribuído ganharam importância em função de suas características superiores de desempenho. Nestes sistemas, com restrições de confiabilidade e tempo de resposta, o não cumprimento dos requisitos impostos pode resultar em resultados catastróficos. Assim, propõe-se um controle inteligente em nível local e remoto, de modo que um controlador local em cada sistema de produção tome decisões complexas de forma autônoma. Além disso, um sistema supervisorio remoto deve interferir nas ações locais, em situações onde um controle local não seja suficiente. O controle proposto visa permitir que o sistema se auto-ajuste para melhorar seu desempenho, evitar e tratar falhas inesperadas. Para isso, deve aprender com os eventos ocorridos no sistema e no ambiente, sendo necessário um processamento envolvendo Inteligência Artificial.

**ABSTRACT** – Autonomous and distributed control systems achieved importance because its higher performance. In these systems, with safety and time response restrictions, the no-observance of requirements can cause disastrous effects. Thus, an intelligent control in local and remote level is proposed, in order to allow that each controller takes complex decisions by an autonomous way. Besides, a supervisory system must intervene with local actions, where the local control is not enough. The proposed control intends to enable auto-adjustment in the system, in order to improve its performance, to prevent and treat unexpected faults. Thus, it needs to learn through events occurred in the system and environment, involving Artificial Intelligence.

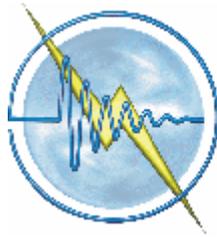
### INTRODUÇÃO

Em sistemas industriais automatizados, a inatividade não-programada de recursos e as falhas de processos são os fatores que mais influenciam a produtividade do sistema, já que ambos provocam descontinuidade nas atividades de produção do sistema. Assim, de forma a manter a continuidade de operação e aumentar a confiabilidade e produtividade do sistema, é interessante que sua atividade seja monitorada e controlada por sistemas com capacidade de detecção e diagnóstico de falhas, além de procedimentos de recuperação [1].

Com o aumento de complexidade dos sistemas físicos, cresce a necessidade de coordenação mais inteligente entre os diversos controladores, de modo a manter um funcionamento satisfatório e permitir um grau elevado de tolerância a falhas.

Os sistemas de controle autônomo e distribuído ganharam importância em função de suas características superiores de desempenho, que incluem: habilidade de auto-comando das funções de controle; adaptação a mudanças não previstas do ambiente; adaptação a falhas internas do sistema [2].

O surgimento de novas técnicas de modelagem computacional tem permitido superar as limitações de projeto dos sistemas distribuídos e autônomos, de forma que eles possam atender satisfatoriamente (e com resultados superiores) às demandas de confiabilidade e de desempenho que são esperadas dos sistemas industriais. Neste sentido, o presente trabalho visa definir um



modelo de arquitetura<sup>1</sup> para controle inteligente de sistemas industriais distribuídos com restrições de confiabilidade e tempo de resposta. Nesses sistemas, a exemplo dos campos de produção de petróleo, o não cumprimento das restrições impostas pode ocasionar em resultados catastróficos, tanto financeiros como ambientais e humanos. Assim, propõe-se um controle inteligente em nível local e de campo. Um controlador autônomo local em cada sistema de produção permite que decisões complexas sejam tomadas de forma autônoma, enquanto que o supervisor central remoto é capaz de monitorar e interferir nas ações locais, em caso de situações onde o controle local não seja suficiente.

### JUSTIFICATIVAS

Sistemas de controle inteligente e autônomo são designados para operar por longos períodos de tempo, sem intervenção externa, em ambientes submetidos a incertezas. Além disso, devem executar algumas funções inteligentes de controle, além das convencionais. Estas funções inteligentes incluem regulagens, aprendizagem e adaptação às mudanças do ambiente e às falhas internas do sistema, para assim, aprimorar seu desempenho e robustez [4], [5].

A exemplo da indústria de petróleo, a solução de alguns problemas existentes muitas vezes não é exata por conta de ambigüidades oriundas de sua formulação ou da disponibilidade de informações. Um campo de produção de petróleo abrange grupos de poços, e cada um destes possui um nível específico de produção e uma característica particular de funcionamento. Assim, cada um precisa ter sua atividade controlada, para que não ocorram problemas como perda de produção ou danos em equipamentos, o que poderia resultar em uma interrupção do funcionamento [7]. Entretanto, apesar destes problemas não possuírem uma solução determinística, os seres humanos conseguem resolvê-los de forma satisfatória, usando o seu conhecimento e raciocínio. Com base neste fato, foram criadas técnicas de inteligência artificial (como RNA<sup>2</sup>, representação de conhecimento, lógica *fuzzy*, dentre outras), cujo objetivo é capacitar o computador a solucionar problemas, simulando

algumas das formas que os humanos usam seu conhecimento e raciocínio para resolvê-los [6].

Quanto maior a complexidade do sistema a ser controlado, maior é o nível de sofisticação necessário para o controlador. No contexto deste trabalho, ter autonomia de controle significa ter capacidade de auto-comando e executar funções complexas, sem a necessidade de intervenção externa, mesmo em um ambiente não estruturado, ou seja, sujeito a incertezas.

Além de prejuízos econômicos, se um sistema de produção de petróleo não for controlado corretamente e em tempo hábil, há risco de desastres ambientais ou uma série de outros problemas decorrentes de um funcionamento inadequado de um ou mais poços. Este sistema, além de envolver um produto de alto valor agregado e de alto risco, apresenta diferentes comportamentos em função das características de cada poço e envolve elevado índice de empirismo, o que dificulta a adoção de soluções genéricas e passa a exigir um acompanhamento mais rigoroso. É, portanto, natural candidato a sistemas complexos de gerenciamento e controle, sendo um campo adequado para a aplicação de técnicas de Inteligência Artificial [8].

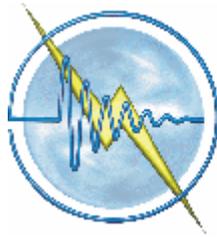
### ESTADO DA ARTE

No atual estado da arte, a arquitetura de controle de poços de petróleo, quando automatizada, é tipicamente mestre-escravo. A comunicação entre controladores locais existentes em cada poço ocorre de forma hierarquizada, onde uma central remota coleta periodicamente resultados produzidos pelo conjunto de poços acompanhados. Isto ocorre por meio de controladores acoplados a cada sistema de produção, que enviam, por radiofrequência, as informações solicitadas. Porém, os controladores locais executam basicamente funções de controle convencional, como controle liga-desliga e PID, que nem sempre são suficientes.

A comunicação entre os controladores locais e a central ocorre de forma assíncrona, o que torna o sistema inflexível e, muitas vezes, ineficiente, já que muitos problemas que deveriam ser detectados e tratados rapidamente, só o são em intervalos fixos de tempo ou manualmente, quando o sistema já pode estar em colapso. Exemplo disso são situações emergenciais que exijam solução rápida e imediata, como vazamento de gás ou rompimento de uma tubulação de óleo. Na realidade atual, a detecção pela central remota talvez não seja imediata e a solução dependeria da ação de operadores *in*

<sup>1</sup> Arquitetura – Neste contexto, entende-se por *arquitetura* de um sistema a definição de seus principais componentes e como eles se relacionam entre si [3].

<sup>2</sup> RNA – Redes Neurais Artificiais



*loco*, que além de estarem sujeitos a trabalhar em locais inóspitos, estão sujeitos a atrasos na detecção do ponto de falha e atraso devido ao deslocamento.

Cada conjunto formado por: poço, equipamentos de superfície (de elevação artificial, de controle) e equipamentos de produção de petróleo, compõe um subsistema de produção, o qual, será referenciado como um processo industrial.

Cada sistema de controle pode ser classificado em: sistema controlado (Fig. 1), dispositivos de produção (que variam de acordo com a técnica de elevação artificial) e dispositivos de controle. O objeto controlado é o fluxo de materiais produzidos pelo poço ou nele injetados (óleo, gás, água, etc.), dos quais se deseja controlar propriedades como temperatura, vazão, pressão, dentre outras que determinam o grau de produtividade e o funcionamento de um poço.

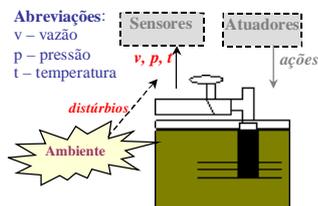


Fig. 1. Sistema Controlado.

Os dispositivos de controle são compostos pelos equipamentos de detecção (sensores de pressão, temperatura, etc.), atuadores (válvulas, etc.), dispositivos de comunicação (transmissão assíncrona por radiofrequência para o CLP central) e dispositivos de controle propriamente dito (neste caso, um controle convencional para sistemas industriais). De modo geral, o fluxo de operação da unidade de produção no estado da arte é representado pela Fig. 2.

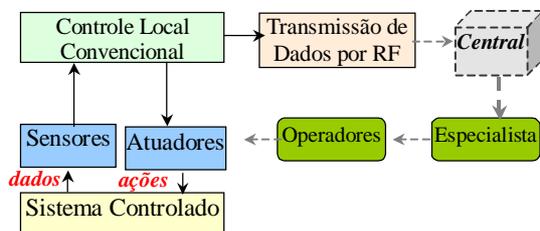


Fig. 2. Unidade de Produção no estado da arte.

### MODELO PROPOSTO

O sistema proposto consiste em um controle inteligente em nível local e de campo, de forma que o controlador local de cada processo seja capaz de tomar decisões complexas de forma autônoma. Adicionalmente, um supervisor central deve interferir nas situações em que uma ação local não seja suficiente.

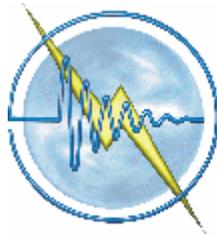
Para o controle local, a decisão deve ser tomada com base em dados obtidos do processo e em dados históricos (tanto locais como de outros processos). Estes dados devem ser analisados por algoritmos neuro-fuzzy<sup>3</sup>, que serão embutidos em cada controlador para ajustar parâmetros de controle e configuração, evitando que o sistema entre em condições de falha ou instabilidade. Os testes serão realizados com o CLP da série PLC 5-80 [9] da Rockwell Automation [10], um CLP de médio porte, de grande versatilidade, capacidade de comunicação em rede, controle em tempo-real e boa aplicação na indústria de petróleo. Dentre outros tipos de linguagens, ele pode ser programado com texto estruturado, o que permite a integração com rotinas mais elaboradas, como os algoritmos neuro-fuzzy.

Para o controle remoto, a decisão pode ocorrer por instrução do sistema supervisor, que interage com cada controlador local, ajustando parâmetros, modificando os algoritmos de operação e de controle, ou ainda atualizando os objetivos do sistema local.

O controle deve permitir que o sistema se auto-ajuste para corrigir falhas e realizar ajustes preventivos antes mesmo que algumas falhas ocorram. Para isso, deve aprender com os eventos ocorridos no sistema e no ambiente.

A estratégia de controle proposta para esta arquitetura é construída utilizando um modelo que associa conceitos de Orientação a Objetos (como a UML – *Unified Modelling Language*) com redes de Petri. Esta fusão permite flexibilidade e legibilidade à modelagem, por conta da junção das características comuns a cada técnica. A UML define diagramas com elementos estruturais e comportamentais, adicionando ao modelo vantagens como modularidade, reutilização e uma grande correlação entre as partes do sistema real e o modelo de objetos. Além disso, permite expressar modelos através de diferentes visões e com diferentes níveis de detalhamento [11]. Para o sistema estudado, esta característica é fundamental, dado o grande número de componentes físicos e lógicos existentes no sistema de produção. Envolve também grande quantidade de dados contínuos no tempo e regidos a eventos discretos, o que caracteriza o sistema como híbrido.

<sup>3</sup> Os algoritmos neuro-fuzzy são algoritmos inteligentes com capacidade de aprendizagem e de tratamento de incertezas (situações que não possuem uma solução determinística). Tais algoritmos não serão detalhados no contexto deste trabalho



Já as redes de Petri, por possuírem bases formais, além de garantirem a corretude e eficiência na representação do comportamento de sistemas híbridos, podem ser ajustadas em tempo de execução, sem que isso provoque uma descontinuidade de operação do sistema ou comprometa a integridade de suas informações e atividades. A representação de um sistema através de bases formais permite que seja feita uma ligação fiel e precisa do modelo abstrato com o sistema concreto a ser modelado, permitindo ainda a sua validação.

O modelo proposto (Fig. 3) é composto por um nível de supervisão remota, que atende ao sistema como um todo e um nível de controle local para cada processo.

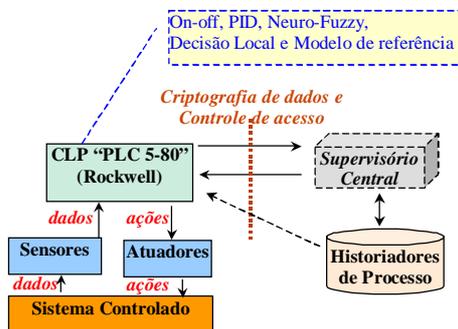


Fig. 3. Unidade de Produção proposta.

Cada Unidade de Controle proposta é composta por algoritmos de controle, algoritmos de criptografia de dados e segurança de acesso e algoritmos de comunicação. Com a utilização do PLC 5-80, os algoritmos de controle passam a permitir a integração das funções de controle convencional (como o controle liga-desliga e PID) com funções de controle inteligente, baseadas no tratamento de incertezas (utilizando lógica *fuzzy*) e no aprendizado automático (utilizando RNA).

Os dispositivos de comunicação passam a operar também de forma síncrona e os dispositivos de controle passam a ser mais sofisticados, executando um processamento e uma análise local dos dados obtidos do processo de um modo mais preciso, bem como as correções e ajustes preventivos necessários para que o sistema satisfaça às novas condições requeridas.

A utilização de lógica *fuzzy* e de RNA se justifica pelo elevado grau de incerteza, inerente a sistemas industriais deste porte e à necessidade de que seja feito, em algumas situações, um controle preventivo baseado no aprendizado. Este controle possibilita uma ação corretiva antes que ocorra uma interrupção no sistema, o que poderia ser freqüente, já que o mundo real não é previsível e está constantemente sujeito a

ocorrência de distúrbios. Assim, é importante que, associado a um formalismo (as redes de Petri), exista um sistema de aprendizagem que, de posse de dados históricos e um conjunto de dados aleatórios, possibilite ao modelo dispor de uma capacidade de generalização e de treinar eficientemente o controlador.

Na Fig. 4 é representada uma visão geral do ambiente, mostrando seus níveis de interação.

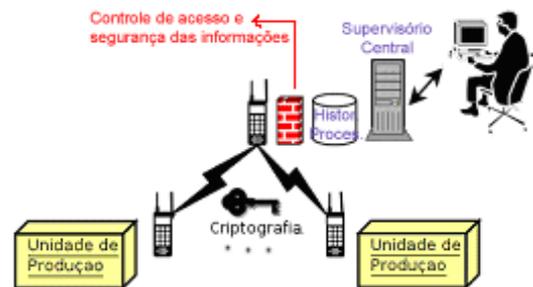


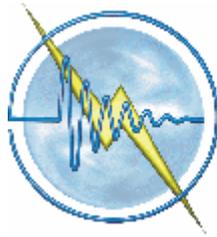
Fig. 4. Visão geral do ambiente.

As informações devem ser trafegadas de forma criptografada e devem ser armazenadas observando-se aspectos de segurança dos dados, para que estes não sejam acessados indevidamente<sup>4</sup>.

O Supervisório Central tem como principais atribuições: (i) armazenar e manter atualizada a base de dados contendo dados de configuração e de processos de cada um dos sistemas de produção, e supervisionar a ação de cada um, realizando análises e ajustes remotos; (ii) prover rotinas e funções de teste dos equipamentos e construir estratégias de controle remoto para instabilidades não tratadas localmente; (iii) visualizar e sinalizar as zonas críticas.

A inteligência local deve permitir que decisões sejam tomadas sem necessidade constante de troca de mensagens com o supervisório central. A ação local deve ocorrer de modo que, quando o supervisório central perceber a instabilidade, medidas internas já tenham sido tomadas e o sistema já esteja funcionando de forma segura. Além disso, a rede deve automaticamente se reorganizar: caso uma unidade de produção falhe, a rede deverá permanecer estável, mesmo com unidades de produção a menos. Da mesma forma, se uma nova unidade for adicionada, esta deverá ser automaticamente reconhecida. Assim, sendo observados e tratados os aspectos relativos à auto-organização e segurança (como

<sup>4</sup> O estudo da tecnologia usada para a comunicação sem fios e os procedimentos de segurança das informações fogem ao escopo deste trabalho, sendo indicado para trabalhos futuros.



controle de acesso, criptografia dos dados, etc.), a rede pode se constituir em um sistema tolerante a falhas.

## METODOLOGIA

Para uma estratégia eficiente para a arquitetura de controle de sistemas industriais, adota-se a seqüência de passos ilustrada na Fig. 5.

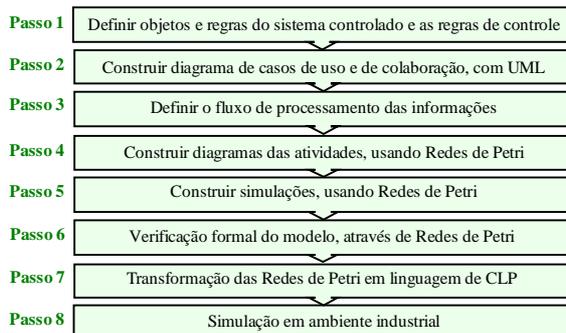


Fig. 5. Seqüência de passos da proposta.

Inicialmente, é feita a definição dos objetos e regras do sistema controlado, tendo como estudo de caso os sistemas de produção de petróleo. Esta etapa permite conhecer o seu funcionamento e suas necessidades, possibilitando a identificação dos objetos que o compõem e de suas restrições e dificuldades. Em seguida, é feita a especificação das funções e regras de controle. O segundo passo consiste em, de posse das definições feitas dos sistemas, construir diagramas de casos de uso e de colaboração, de forma a listar as possíveis atividades a serem executadas pelo sistema controlado e pelo sistema de controle, além de mapear as interações entre cada par de objetos destes sistemas.

Depois de definida a interface entre os objetos, são definidas e detalhadas as informações que serão trafegadas entre eles e com os usuários, servindo de base para a construção de um diagrama de atividades. A partir daí, é possível construir e refinar uma rede de Petri representando o funcionamento real do sistema.

Em seguida, as redes de Petri construídas são validadas e simuladas, e o modelo do sistema é verificado formalmente. A validação do modelo para o ambiente industrial será feita através da transformação das redes de Petri em uma linguagem compatível com o PLC 5-80 e de simulações feitas com o próprio CLP.

## RESULTADOS PARCIAIS

A estratégia de controle local proposta foi estruturada em três camadas hierárquicas: camada reativa, camada de inteligência e camada de treinamento (Fig. 6). Cada camada deve se comunicar com as adjacentes, enviando, para a camada superior, dados de seus estados e ações realizadas e, para a camada inferior, ações de comando e ajuste.

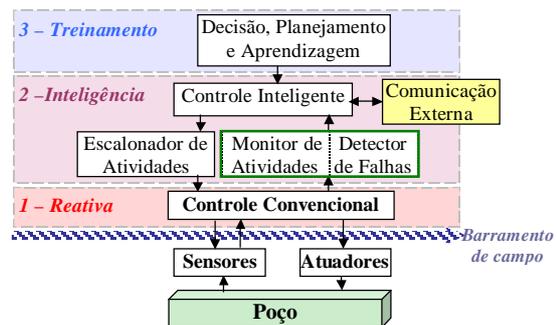
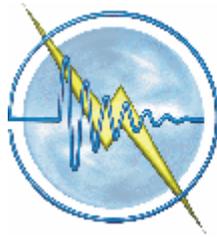


Fig. 6. Sistema de Monitoração e Controle Local.

A camada reativa possui uma interface híbrida para a comunicação entre o sistema de produção e as camadas de controle inteligente, lidando simultaneamente com eventos de caráter contínuo e discreto. Assim, funciona como uma interface entre o sistema físico e o controle inteligente. É ligada aos dispositivos de campo (sensores, atuadores etc.) e executa basicamente ações de controle convencional, como: controle de abertura e fluxo de válvulas, controle PID, acionamento de motor elétrico, etc. Além disso, transmite dados operacionais para a camada de inteligência e realiza os ajustes calculados localmente ou propostos pela segunda camada.

A camada de inteligência provê um controle neuro-fuzzy e coordena a análise e processamento de dados obtidos dos demais processos, para aperfeiçoar o desempenho geral do sistema e de forma a tratar falhas não trabalhadas eficientemente com os dados de um único processo. É composta basicamente pelos módulos: Monitor de Atividades (MMA), Escalonador de Atividades (MEA) e Controle Inteligente (MCI).

O MMA monitora eventos ocorridos na Camada Reativa, analisando a consistência de seus dados e eventuais falhas, transmitindo as informações processadas para o MCI. Este, então, cruza as informações obtidas do MMA e da Camada de Treinamento e propõe novas ações de controle. Em condições ideais, as ações são enviadas ao MEA, e em caso de imprecisão, são analisadas informações de demais processos. Estes dados



**III SEMINÁRIO NACIONAL DE  
CONTROLE E AUTOMAÇÃO**  
**INDUSTRIAL, ELÉTRICA E DE TELECOMUNICAÇÕES**  
A CONSTRUÇÃO DO CONHECIMENTO,  
EMPREGABILIDADE E EMPREENDEDORISMO

são então filtrados, utilizados no controle de novas ações e transmitidos para a Camada de Treinamento.

A camada de treinamento realiza o planejamento e decisão de estratégias para melhoria de desempenho do sistema, além de treinar a base de conhecimentos do sistema. Assim, gera eventos concorrentes e assíncronos conforme o padrão ideal de comportamento do sistema.

Periodicamente, a camada de inteligência sincroniza dados locais (dados de configurações, dentre outros) com o Supervisório Central. Isto ocorre em intervalos de tempo fixo ou na ocorrência de eventos que exijam uma decisão mais complexa. Em caso de uma falha não corrigida localmente, um alarme é acionado.

A solução apresentada, além de propor um gerenciamento mais eficiente das unidades locais pelo supervisório central, permite reduzir o *overhead* na rede, já que muitas decisões que seriam tomadas de maneira centralizada, serão transferidas para cada processo de produção local.

### CONSIDERAÇÕES GERAIS

Esta pesquisa envolve diferentes temas, como engenharia de petróleo, sistemas de controle, sistemas distribuídos, redes de Petri, Inteligência Artificial, dentre outros. A proposta pode ser estendida e adaptada para outros campos de controle e gerenciamento, podendo ser melhorada e evoluída no decorrer de sua utilização prática. O objetivo deste artigo foi apresentar, de forma sucinta, a estratégia de controle para o sistema estudado, sem aprofundar seu funcionamento interno.

### CONCLUSÃO

O presente trabalho visou trazer contribuições para o ambiente industrial, dada a aplicabilidade prática da solução, e para a comunidade acadêmica, visto que viabiliza pesquisas subsequentes, como o aprofundamento e adaptação dos aspectos relacionados ao controle inteligente, à comunicação, à segurança e tolerância a falhas, dentre outros, que podem se constituir, cada um, em trabalhos individuais, devido à riqueza de assuntos a serem explorados. A principal meta desta proposta é a sua validação em um campo de teste para produção de petróleo, para sua posterior utilização em ambiente de produção.

### AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à FAPESB e à UFBA pelo apoio dado a esta pesquisa.

### REFERÊNCIAS

- [1] Balduzzi, F. & Di Febraro, A. (2001). Combining fault detection and process optimization in manufacturing systems using first-order hybrid Petri nets, *Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on Robotics and Automation*. pp. 40-45, vol.1.
- [2] Sreenivasachar, K.; Jayaram, S.; Salama, M.M.A. (1997). Intelligent Autonomous Control of a Unified Power Flow Controller, University of Waterloo, Waterloo, Canada, IEEE.
- [3] Shaw, M.; Garlan, D. (1996). Software Architecture, Perspectives on an Emerging Discipline, Prentice Hall.
- [4] Antsaklis, P. J.; Passino, K. M. e Wang, S. J. (1989). Towards intelligent autonomous control systems: Architecture and fundamental issues, *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, Volume 1, Issue 4, pp 315 – 342.
- [5] Antsaklis, P. J.; Passino, K. M.; Wang, S. J. (1990). An Introduction to Autonomous Control Systems, *IEEE International Symposium on Intelligent Control*.
- [6] Luger, George F. Inteligência artificial: estruturas e estratégias para a solução de problemas complexos, tradução. Paulo Engel., 4.ed. Porto Alegre, RS: Bookmann, 2004. 774 páginas.
- [7] Tisser, A. D. (2004). Um modelo constitutivo para análise de estabilidade de poços de petróleo, IX, 119 p. 29,7 cm (COPPE/UFRJ, M.Sc., Engenharia Civil)
- [8] Correa, J. F. S. (1995). Sistema inteligente para aplicações de soluções ao bombeamento mecânico de petróleo. Engenharia de petróleo. Tese de Mestrado. Departamento de Engenharia de Petróleo, Universidade Estadual de Campinas, SP, Brasil.
- [9] PLC-5 System, Programmable Logic Controllers, Rockwell Automation, acesso em 23/mar/2007, Disponível em <http://www.ab.com/programmablecontrol/plc/plcsystem/index.html>.
- [10] Rockwell Automation, <http://www.rockwellautomation.com.br>, acesso em 23/mar/2007
- [11] Booch, G., Rumbaugh, J. and Jacobson, I. (1998). The Unified Modelling Language User Guide, Addison-Wesley Longman, Inc. Harlow, England.